

ニューラルネットワークを用いた山岳トンネル建設プロジェクト事前調査段階における地山評価手法に関する研究

長谷川 真吾^{1*}・大津 宏康¹・北岡 貴文¹

¹京都大学大学院 工学研究科 (〒615-8530 京都府京都市西京区京都大学桂)
hasegawa.shingo.85m@st.kyoto-u.ac.jp

山岳トンネル建設プロジェクトでは、事前調査段階において予見されていなかった地盤状況の顕在化により、工期の遅延やコストオーバーランが発生する危険性が指摘される。その主たる原因は、調査段階の調査では地質条件を完全に明らかにできないことや、既往の地山評価手法では、必ずしも地質条件の不確実性に十分対応できていないことが挙げられる。本研究では、実際に施工されたトンネルにおける地質データを用いた地山条件の事後評価として、ニューラルネットワークを用いて定量的および定性的指標を考慮した地山評価手法についての議論を行う。又、教師データを多様にしたデータベースを構築することで、将来的に本提案手法が汎用性をもつ可能性についても言及する。

Key Words : Geo-Risk, Artificial Neural Network, input parameters, variety of learning data

1. はじめに

一般に建設プロジェクトには、事前調査段階では想定されない多様なリスク要因が内在しており、これらが施工段階で顕在化することで、コストオーバーランや工期の遅延が発生することが知られている¹⁾。中でも、山岳トンネル建設プロジェクトでは、事前調査に割ける時間、予算の制約により、あらかじめ全ての地質状況を知ることが困難である。このため、建設マネジメント分野の研究においては、上記の予見できない地質条件は、主要なリスク要因として認識されている²⁾。本研究では、予見できない地質条件に起因するコスト変動リスクを以下ジオリスクと称す。

筆者らは、これまでに実際に施工されたトンネルにおける切羽評価点に基づく建設コストと、事前調査段階で得られている地質条件を定量的にモデル化したコスト推定結果との乖離を評価する手法を提案してきた。そのモデル化手法は、2つに大別される。前者は、面としての情報である探査結果と、点での情報であるボーリングコア情報に地盤統計学手法を用いて、トンネル掘削位置での地質条件を推定するものである^{3,4)}。この手法の基本的な仮定条件は、切羽評価点がコア評価点と一致するものである。一方、後者は、実際に建設されたトンネルでの地質情報を教師データとしたニューラルネットワー

クを構築し、その他のトンネルにおける地質条件を推定するものである⁵⁾。

本研究は、後者の研究を拡張するものである。すなわち、具体的には、ニューラルネットワークの入力層に弾性波速度及び比抵抗の定量的な指標に加え、定性的な指標である地表地質踏査の結果を加えることによって、地山評価の精度が向上することを示す。また、教師データを多様にしたデータベースを構築することで、将来的に本提案手法が汎用性をもつ可能性についても言及するものである。

2. ニューラルネットワークを用いた地山評価

地山評価の指標として、事前設計・調査段階では地山等級区分が存在する。地山等級区分とは、事前に実施された弾性波速度探査の結果に基づいて、対象地山の地盤を一定のピッチごとにB, C I, C II, Dなどに区分する定性的な指標である⁶⁾。この決定基準として、地山分類表が用いられている。それに対して、施工段階における施工管理指標として、切羽評価点が日本では広く用いられている。切羽評価点とは、切羽の状態を観察することによって、100点満点で点数付けする手法である。また、切羽評価点に応じた施工時支保パターン (B, C

I, CII, D) が定められており、これに応じて設計の見直しが検討される。地山分類表の問題点として、比抵抗探査の結果を反映させる明確な基準が存在しないことが挙げられる。比抵抗探査の結果は主に技術者による経験的判断のための補完的な情報として扱われている。また、施工管理指標である切羽評価点が観察により決定されるのに対し、地山分類表では弾性波速度の結果によって地山等級を決定するという、判断基準の違いも、ジオリスクの原因の1つと考えられる。

本研究では上記のことを踏まえ、ニューラルネットワークを用いて事前調査段階に得られるデータから施工時に得られる指標（施工時支保パターン）を予測するような手法を検証、提案する。ニューラルネットワークとは、人間の脳の構造を模倣して作られたもので、その入力層、出力層にそれぞれ教師データを与えることで、両者の関係を自動的に学習するプログラムである。ニューラルネットワークのパラメータは、中間ユニット数及び結合荷重である。本研究で用いるSPSS Neural Networkでは、両者とも学習段階において自動で最適な値が設定される。ニューラルネットワークを用いるメリットとして、以下のことが挙げられる⁷⁾。

- ・ 複雑な関係を定式化する必要がない。
- ・ ノイズを含む複雑な非線形処理が可能。
- ・ 並列分散処理を行うため、処理が速い。

本研究では既に施工済みの3つのトンネルの施工実績を用意し、ニューラルネットワークを用いた検証を行う。教師データとしていくつかのトンネル施工実績を選択し、ニューラルネットワークの入力層に事前調査で得られるデータ、出力層に施工管理の指標を与えることで、ニューラルネットワークに学習を行わせる。このプロセスを本研究ではニューラルネットワークの構築と呼ぶこととする。構築したニューラルネットワークに対し、教師データに用いたもの以外のトンネルのデータを入力することで、予測される施工管理指標を出力する。その結果得たニューラルネットワークによる地山評価と施工実績を

比較することで、その精度を定量的に検証する。また、最終的に得られた結果に基づいて事前に推定される建設コストを推定し、従来手法との比較を行う。

3. ニューラルネットワークを用いた事例検証1

大津ら⁷⁾は、ニューラルネットワークを用いて、弾性波速度および比抵抗から切羽評価点を予測する手法を提案している。そこで本研究では検証の1つとして、さらに入力層に地質変質を定性的に与えることで、地山評価の精度が向上するかを検証する。地質変質とは、断層破砕帯や熱変質帯、風化変質帯などを総称したものである。本検証では、Bトンネル、Oトンネルの2つのトンネルの施工実績データを用意した。両トンネルは主に花崗岩質の地山に建設されており、事前調査の結果として弾性波速度、比抵抗、地表地質踏査の結果が得られており、施工管理の指標としては施工時支保パターンが得られている。そこで本検証の比較条件は以下の通りである。

- A) 入力層に弾性波速度、比抵抗を与え、出力層には施工時支保パターンを与えて構築したニューラルネットワーク。
- B) 入力層に弾性波速度、比抵抗、地質変質を与え、出力層には施工時支保パターンを与えて構築したニューラルネットワーク。

教師データにはBトンネルの施工実績を用いる。また、構築したニューラルネットワークを用いて、Oトンネルの施工時支保パターンを予測する。出力した結果については、実際の支保パターンと比較を行い、トンネル総延長で予測が整合している延長を割った整合率という指標を用いて表すこととする。また、ニューラルネットワークは同一の教師データを用いても、その学習によって決定される結合荷重、中間ユニット数は毎回異なる。今回は、ニューラルネットワークの構築及びそれを用いた地山評価という試行を何度も繰り返し、得られた結果を中

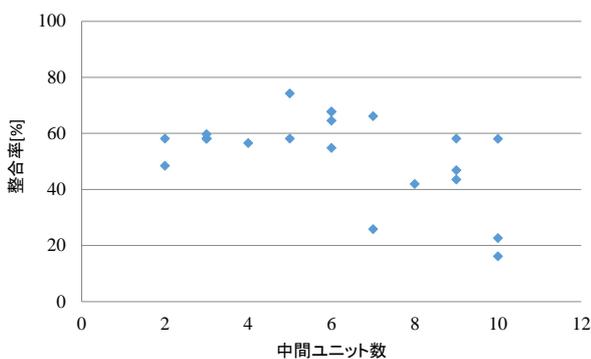


図-1 ニューラルネットワーク A による結果

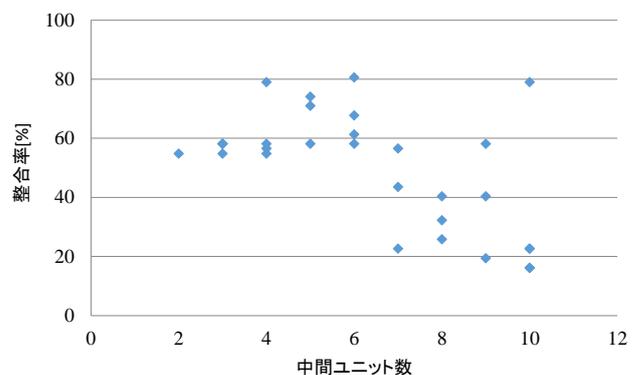


図-2 ニューラルネットワーク B による結果

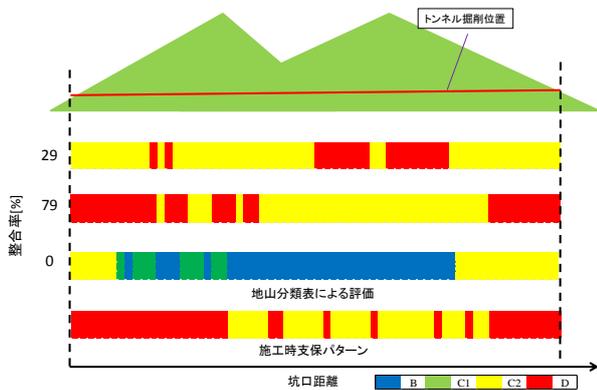


図-3 地山評価の例

間ユニット数ごとに分けてプロットする。まず、図-1にニューラルネットワーク A による O トンネル建設対象地山の評価結果を示す。整合率は概ね、60%前後で推移している。また、中間ユニット数が多いところでは、結果にばらつきが見られる。また、図-2にはニューラルネットワーク B による同様の地山に対する評価結果を示す。中間ユニット数が大きくなるほど地山評価がばらつきやすいという傾向は A の結果と共通して見られる。ただし、ニューラルネットワーク A による評価では得られなかった高い精度の結果も得られたため、パラメータ数の増加はより正確な地山評価に寄与する可能性が高いと推察される。

図-3は、ANNによるOトンネル地山評価の例を2種類示している。本事例に関して言えば、従来手法である地山分類表による評価は、実際の岩盤よりも良い状態を推定していることがわかる。また、同一条件下で構築したニューラルネットワークでも、結果が大きく異なるのは、教師データの量が不十分であることが原因であると考えられる。

4. ニューラルネットワークを用いた事例検証2

前節の事例検証では、教師データとして1種類のトンネルの施工実績を与えて構築したニューラルネットワークを用いて、1種類のトンネルの地山評価を行った。そこで本検証では、ニューラルネットワークによる地山評価が汎用性を持つかどうかを検証する。ここでい

う汎用性とは、1つのニューラルネットワークが複数の地山評価について適用可能であるということである。汎用性の検証を行うために、Bトンネル、Oトンネルに加えて、同じく花崗岩質の地山に建設されたRトンネルの施工実績を用意した。Rトンネルについては弾性波速度、比抵抗、施工時支保パターンが得られている。本検証で比較するニューラルネットワークは、教師データによって区別する。具体的には、以下の通りである。

1. Bトンネルの施工実績を教師データとして構築したニューラルネットワーク。
2. B, R, Oトンネルそれぞれの施工実績の、坑口からトンネル中間地点までのデータを集めて仮想的にデータベースを作り、それを教師データとして構築したニューラルネットワーク。

本検証では何れのニューラルネットワークにおいても、入力層に弾性波速度及び比抵抗、出力層に施工時支保パターンを与える。まず、1のニューラルネットワークを用いてR, Oトンネル地山の評価を行う。次に、2のニューラルネットワークを用いてR, O, Bトンネルの地山評価を行う。また、それぞれのニューラルネットワークに対して構築→地山評価という試行は5回ずつ行う。結果は検証1と同様に、整合率を算出して結果を比較する。

まず、2の結果を表-1に示す。Rトンネルの地山評価結果に関しては、全て40%程度となっている。また、Oトンネルの地山評価結果に関しては、最大68%という精度が確認できるが、同一のニューラルネットワークによるRトンネル地山評価の結果が41%と低いため、汎用性があるとは言い難い。

次に、2の結果を表-2に示す。5回目の結果に着目すると、全てのトンネル地山の評価について、60%以上となっている。これは1の結果と比較して、汎用性が高いニューラルネットワークであることが考えられる。また、全体として精度が高い結果と、精度が低い結果の二極化が見て取れる。これは、ニューラルネットワークを構築する際、その学習が適切に行われていたかどうかに関係していることが考えられる。

表-2 ニューラルネットワーク 2による結果

ANN	Rトンネル	Oトンネル
1	42	42
2	41	68
3	40	44
4	46	58
5	42	16

表-1 ニューラルネットワーク 1による結果

ANN	Rトンネル	Oトンネル	Bトンネル
1	51	56	46
2	62	74	55
3	46	48	32
4	48	48	48
5	61	71	61

最後に、2のニューラルネットワークによる5回目の結果を用いて、それぞれのトンネルに対して事前調査段階において推定される建設コストを算出する⁸⁾。それぞれ算出した事前建設コストと、施工実績から算出される実際の建設コストとの乖離量をそれぞれ比較することで、本手法の有用性を示すこととする。図-4(a)~(c)では、R、B、Oトンネルそれぞれの建設プロジェクトにおける、地山評価手法の違いにより想定される事前推定建設コストと実際の建設コストの乖離量を示している。悲観的シナリオ及び楽観的シナリオとは、従来手法である地山分類表による地山評価の曖昧さを、悲観的もしくは楽観的に捉えた場合での評価によるものである。本研究で取り挙げたいずれの山岳トンネル建設プロジェクトの場合でも、ニューラルネットワークによる地山評価が従来手法よりも実際の岩盤をより正確に評価していることが認められる。

5. 結論

本研究のまとめを以下に示す。

- ・ニューラルネットワークの入力層に与えるパラメータの種類を増やすことで、地山評価の精度は向上すると考えられる。
- ・ニューラルネットワークを構築する際、教師データの選定を綿密に行う必要がある。

本研究では支保パターンを出力層に与えてニューラルネットワークを構築したが、支保パターンそのものは定性的な指標であるため、精度の評価が難しい。よって、定量的な指標である施工時切羽評価点を出力層に与えることが適切であると考えられる。また、教師データを多様にするすることで、ニューラルネットワークが地山評価への汎用性をもつ可能性については、事例検証2で示した。今後の課題としては、多様なトンネル施工実績を用いたデータベースを構築することが挙げられる。

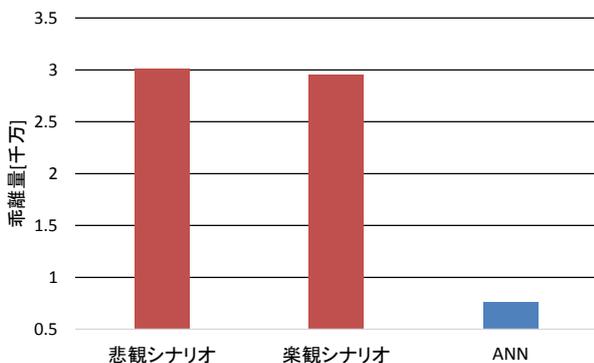


図-4(a) Rトンネル建設コスト乖離量の比較

参考文献

- 1) Roger Flanagan and George Norman: Risk Management and Construction, Blackwell Science, 1993.
- 2) 大津宏康, 尾ノ井芳樹, 大本俊彦, 大西有三, 西山哲, 黄瀬周作: PFI 建設プロジェクトでの地下リスク評価及び分担に関する研究, 土木学会論文集, No. 721/VI-57, pp.193-205, 2002.
- 3) 長谷川信介, 大津宏康, 吉見晋平: 土被り厚さを考慮した山岳トンネル調査における地盤リスク評価の関する研究, 建設マネジメント研究論文集, Vol.15, pp.219-226, 2008.
- 4) 大津宏康・松塚直也・長谷川信介・太田康貴: 山岳トンネルにおけるコア評価点を用いたジオリスク評価手法に関する研究, 材料63(3), pp.258-264, 2014.
- 5) 大津宏康, 小林拓, 長谷川信介: ニューラルネットワークを用いた山岳トンネル事前調査段階地山評価, 土木学会論文集, F4, (建設マネジメント)特集号, pp.83-94, 2014
- 6) 日本道路公団: 設計要領第3集 トンネル, pp.22-25, 1997.
- 7) 田辺和俊: ニューラルネットワーク入門, 日刊工業新聞社, pp.101, 2003.
- 8) NATM積算研究会編: NATMの施工と積算, (財) 経済調査会, pp.631, 2006.

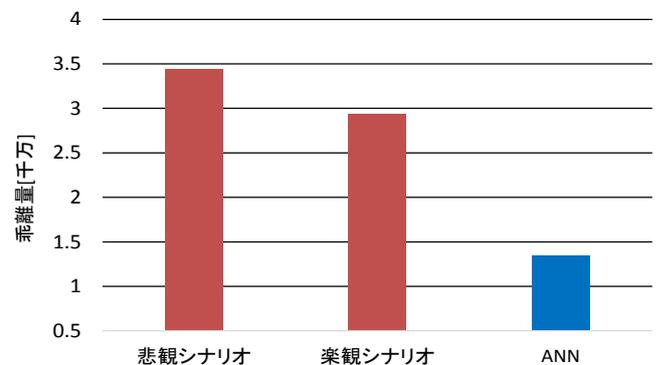


図-4(b) Bトンネル建設コスト乖離量の比較

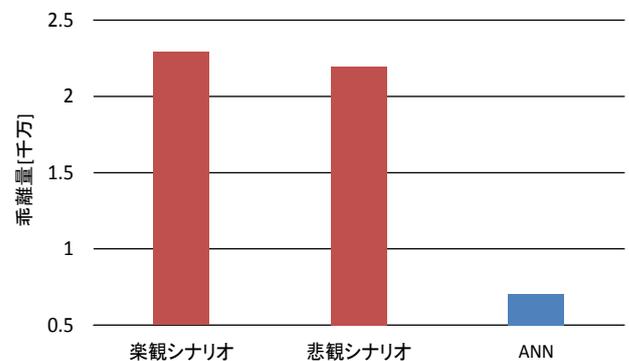


図-4(c) Oトンネル建設コスト乖離量の比較

STUDY ABOUT MOUNTAIN GEOLOGY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TAKING MOUNTAIN CONSTRUCTION PROJECTS AS EXAMPLES

Shingo HASEGAWA, Hiroyasu OHTSU and Takafumi KITAOKA

In Japanese mountain construction projects, cost overrun and delay of construction period take place because of insufficient rock evaluation method. This paper proposes a method to evaluate mountain geology using artificial neural network. In the first analysis, it is recognized that not only quantitative information but also qualitative one are valid for more accurate evaluation. The second analysis focuses on learning data to be given to neural network. It is confirmed that the more number of learning data can make the neural network more compatible to various mountain geology.